

Estimação de Fonte e Sumidouro de CO₂ usando Redes Neurais Artificiais

Fabiana F. Paes¹, Haroldo F. C. Velho¹, Fernando M. Ramos¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)
Caixa Postal 515 – 12.227-010 – São José dos Campos – SP – Brazil

{fabiana.paes,haroldo,fernando}@lac.inpe.br

Abstract. *The carbon dioxide is one of the gases responsible for the greenhouse effect. The molecule of carbon dioxide absorbs infrared radiation, transforming it into heat. This causes the carbon dioxide warming the atmosphere. And the excess carbon dioxide leads to an increase in temperature, causing drastic weather changes. It is therefore very important to develop methodologies for estimating the bio-geochemical cycle of greenhouse gases. In this work, artificial neural networks are used to identify the rate of emission / absorption of diurnal cycle of carbon dioxide in an area with vegetation cover varies: pasture and rainforest. The experimental data of the concentration of CO₂ are simulated data from satellites.*

Resumo. *O gás carbônico é um dos gases responsáveis pelo efeito estufa. A molécula de gás carbônico absorve radiação infravermelha, transformando-a em calor. Isso faz com que o gás carbônico aqueça a atmosfera. E o excesso de gás carbônico leva a um aumento na temperatura, provocando mudanças climáticas drásticas. Neste contexto, é muito importante desenvolver metodologias para estimar o ciclo bio-geoquímico dos gases do efeito estufa. Neste trabalho, redes neurais artificiais são usadas para identificar a taxa de emissão/absorção do ciclo diurno do gás carbônico em uma área com cobertura vegetal diferenciada: pastagem e floresta tropical. Os dados experimentais da concentração de CO₂ são dados simulados de satélites.*

1. Introdução

No processo de fotossíntese, as plantas absorvem luz e gás carbônico (CO₂) e descartam oxigênio (O₂). No processo de respiração, ocorre o contrário: absorção de O₂ e descarte de CO₂. O gás carbônico é um dos gases responsáveis pelo efeito estufa. A molécula de gás carbônico absorve radiação infravermelha, transformando-a em calor. Isso faz com que o gás carbônico aqueça a atmosfera. Sem ele, a superfície terrestre seria bem mais fria e a vida no planeta, se possível neste cenário, seria diferente do que se tem hoje. Porém, o excesso de gás carbônico leva a um aumento na temperatura, provocando mudanças climáticas drásticas. O novo estado de equilíbrio da Terra, com temperatura média mais elevada, irá alterar o comportamento do clima (aumento do número e da intensidade de tempestades e furacões, por exemplo) e da criosfera (diminuição das calotas polares).

O problema direto consiste em calcular o campo de concentração do gás carbônico através de dados simulados de satélites a partir de um instante inicial, conhecendo-se a intensidade e localização das taxas de CO₂ e as características do fluxo atmosférico (campo de vento, altura da camada limite planetária, tipo de escoamento turbulento, entre outras).

Neste trabalho utiliza-se a rede neural artificial: perceptron de múltiplas camadas (MLP – Multilayer Perceptron) para resolver o problema relativo à estimação da taxa de CO₂, ou seja, trata o problema inverso. Problemas inversos são aplicáveis em diversas áreas do conhecimento (Campos Velho et al., 2005).

2. Problema Direto para Concentração de um Gás

Em física da atmosfera, o problema direto abordado considerou a adoção de um modelo de transporte e difusão de um contaminante na atmosfera. Este transporte pode ser representado como um modelo euliano ou lagrangiano. Assim, dadas às causas, como posição, intensidade das fontes e/ou sumidouros de CO₂, as propriedades do escoamento e domínio físico, encontram-se os efeitos, ou seja, o campo de concentração do gás carbônico em uma dada área de dispersão.

2.1 Problema Direto Lagrangiano

Num modelo lagrangiano, a abordagem estatística exige a necessidade de se determinar as Funções Densidade de Probabilidade (FDP) relativas às distribuições espaciais das parcelas de fluido que compõem o escoamento em um ambiente turbulento. Logo, a evolução espaço-temporal da concentração média de um dado contaminante em uma dada parcela de fluido é dada pela equação abaixo

$$C(\vec{x}, t) = \iint_{-\infty}^t S(\vec{x}_0, t_0) P(\vec{x}, t | \vec{x}_0, t_0) d\vec{x}_0 dt_0 \quad (1.1)$$

com $P(\vec{x}, t | \vec{x}_0, t_0)$ sendo a FDP da parcela de fluido que está na posição \vec{x}_0 , no instante t_0 passa a ocupar a posição \vec{x} no tempo t , e $S(\vec{x}_0, t_0)$ representa a função que descreve a distribuição espaço-temporal da fonte em termos da massa do poluente, por unidade de volume, entre as posições \vec{x}_0 e \vec{x} nos instantes t_0 e t , respectivamente. O principal termo na equação (1.1) é a FDP, representada por $P(\vec{x}, t | \vec{x}_0, t_0)$ (Roberti et al., 2005a).

2.2 Modelo fonte-receptor

O uso de um modelo fonte-receptor reduz o esforço computacional requerido através da resolução iterativa do modelo direto.

Quando a quantidade desconhecida é um(a) fonte/sumidouro de um gás de N_f elementos emitindo/absorvendo moléculas, que não sofrem reações químicas no processo de transporte atmosférico, uma relação linear entre as N_f fontes e a concentração do contaminante medido em N_s sensores, é descrito por: (ROBERTI, 2005b):

$$C_j = \sum_{i=1}^{N_f} M_{ij} S_i \quad (1.2)$$

em que S_i é a intensidade da i -ésima fonte, C_j é a concentração do j -ésimo sensor. A matriz M_{ij} é uma matriz de transição de estados conhecida como matriz fonte-receptor e seu cálculo é função do modelo de dispersão atmosférico, em nosso caso específico, o modelo LAMBDA.

2.3 O Modelo LAMBDA

O modelo de dispersão estocástico Lagrangeano LAMBDA foi desenvolvido para estudar os processos de transporte e difusão de poluentes sobre terreno plano (Ferrero et al. 1995). Em sua versão original, somente o modelo de integração avançada no tempo havia sido implementada. O modelo de integração regressivo foi implementado na tese de Roberti (2005), que em conjunto com a sua capacidade de o torna uma forte ferramenta apta a

capacitar o estudo do modelo direto de maneira simples e ao mesmo tempo atendendo a várias características da realidade física que são necessárias para um bom ferramental científico.

O modelo de partículas LAMBDA simula certa quantidade de partículas computacionais (fictícias), que imitam o comportamento de um contaminante no mundo real, com o objetivo de simular os movimentos atmosféricos como os sofridos por elementos de fluido ou contaminantes liberados na atmosfera. Em seguida, a concentração é calculada através do “tempo de residência” de cada partícula no volume do sensor. Este “tempo de residência” é calculado na prática contando-se o número de partículas presentes no subdomínio no intervalo.

3. Problema Inverso: Identificação da taxa de fonte/absorção de CO₂

3.1 Definição de Problemas Inversos

Uma definição abrangente é apresentada em Engl et al. (1996): “*Resolver um problema inverso é determinar causas desconhecidas a partir de efeitos desejados ou observados*”. Em geral, as observações são imprecisas (dados contaminados com ruídos ou erros experimentais) e incompletas. Diferentemente, problemas diretos requerem um conhecimento completo das causas para a determinação dos efeitos.

3.2 Redes Neurais

Redes neurais artificiais são sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples (nós) que computam determinadas funções matemáticas (normalmente não-lineares). Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Na maioria dos modelos estas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede. O funcionamento destas redes é inspirado em uma estrutura física concebida pela natureza: o cérebro humano. (Braga et al., 1998)

Neste trabalho, a rede perceptron de múltiplas camadas - MLP (do inglês: *Multilayer Perceptron*) foi implementada. Basicamente, ela é composta por uma camada de entrada, uma ou mais camadas escondidas e uma camada de saída e utiliza um algoritmo de retropropagação (do inglês: *backpropagation*) do erro na fase aprendizado.

4. Resultados

Neste trabalho, utiliza-se o problema direto para concentração de um gás, para estimar a taxa de emissão e absorção do gás carbônico em duas regiões do Brasil descritas no trabalho de Marengo and Horta (2004). O enfoque é a floresta Jaru e a fazenda Nossa Senhora, que são áreas distintas e assim a taxa de CO₂ é diferente e apropriada para o enfoque da inversão. A figura (4.1) mostra as subáreas de emissões/absorções diferentes de CO₂.

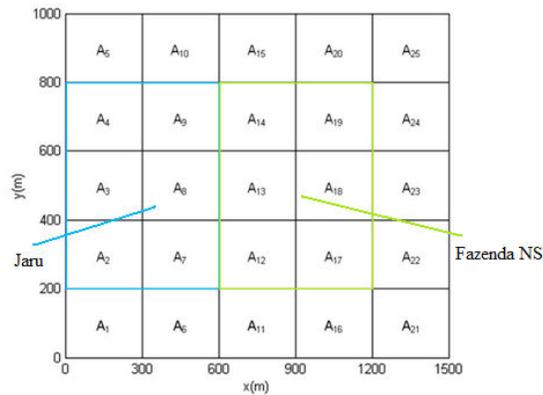


Figura 4.1. Domínio computacional subdividido em 25 subáreas.

Neste problema, a aquisição dos dados necessários à inversão do problema de localização e estimação de fontes/sumidouros utiliza 6 sensores, com área de detecção de 0,1 m x 0,1 m x 0,1 m, posicionados a uma altura de 10 m, instalados na área.

A geração dos dados experimentais, usados para a validação do modelo, é dada através da inserção de ruído nos dados gerados pelo modelo LAMBDA,

$$C^{Exp}(x_j) = C^{Mod}(x_j)[1 + \sigma\mu] \quad (3.1)$$

onde: $\sigma = 0,05$ representa 5 % de ruído nos dados experimentais, e $\sigma = 0,1$ representa 10 %.

Marengo and Horta (2004) apresentam dados de fluxo de CO₂ para diferentes coberturas vegetais para as regiões norte e centro-oeste do Brasil para a estação seca (Figura 1.1). Nesta figura as estações de coleta de dados Manaus K34, Caxiuana e Jarú estão em regiões de florestas, sendo as duas primeiras em floresta primária e a estação Fazenda NS coleta dados de fluxo de CO₂ em meio a uma pastagem. Nota-se a diferença no fluxo de CO₂ entre as regiões de floresta e de pastagem. Nas florestas a respiração (período noturno) e a fotossíntese (durante o dia) são mais intensa que na pastagem.

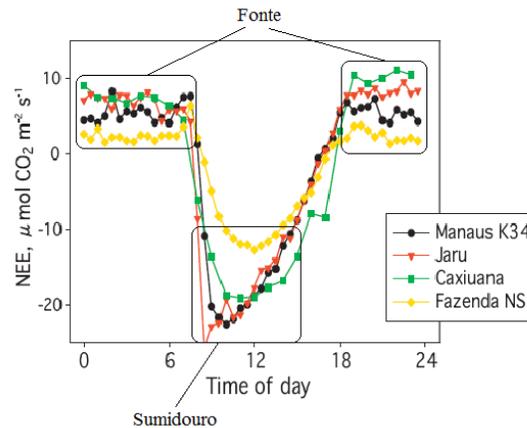


Figura 4.2. (a) Média diurna do fluxo de CO₂ em quatro locais. Adaptado de Marengo and Horta (2004).

A figura 4.3 representa as situações iniciais do experimento, sendo as distribuições de taxas de emissões (fontes) na floresta Jaru e na fazenda NS, respectivamente, que estão sendo buscadas pelo problema inverso, com os respectivos resultados obtidos com a rede neural artificial com 5% e 10% de ruído nos padrões de entrada, para duas arquiteturas de rede, cada uma com duas camadas ocultas.

A figura 4.4 mostra a representação inicial da absorção de CO₂ (sumidouros) na floresta Jaru e na fazenda NS, respectivamente, e os resultados obtidos com a rede neural artificial com 5% e 10% de ruído nos padrões de entrada, para duas arquiteturas de rede, cada uma com duas camadas ocultas.

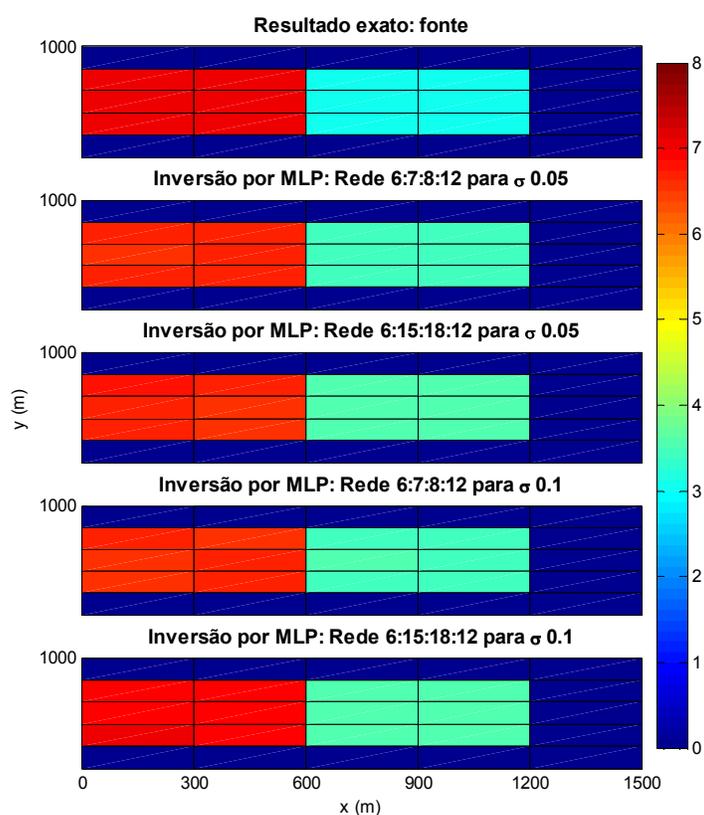


Figure 4.3. Representação da situação inicial do experimento e as inversões com a rede MLP na emissão de CO₂ na floresta Jaru e na fazenda NS, respectivamente.

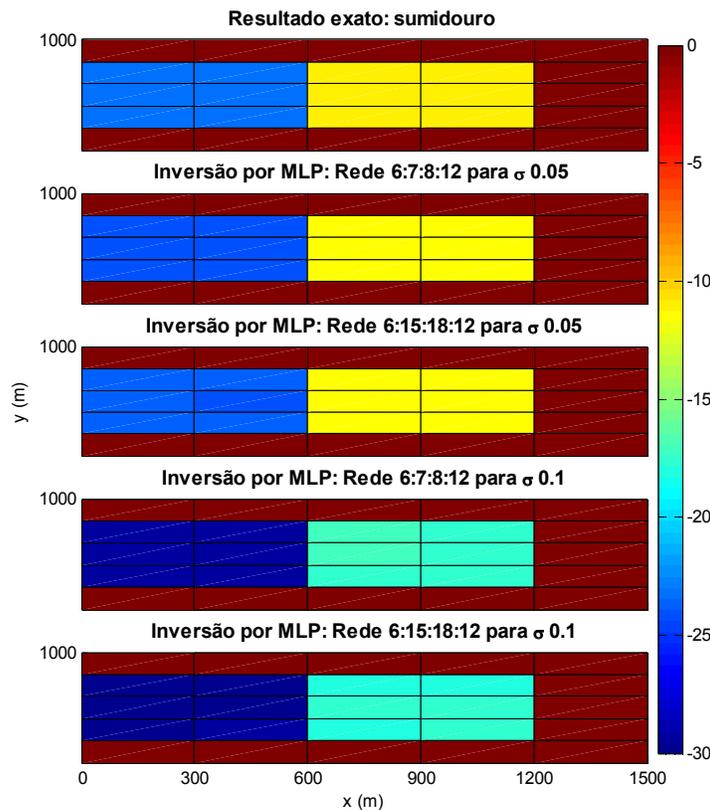


Figura 4.4. Representação da situação inicial do experimento e as inversões com a rede MLP na absorção de CO₂ na floresta Jarú e na fazenda NS, respectivamente.

Os resultados apresentados mostraram-se satisfatórios para a estimativa de fontes e sumidouros do gás carbônico nas regiões específicas. Os resultados de inversão são inéditos tanto para a área de floresta quanto a pastagem. Neste trabalho foram analisados os diversos parâmetros para obter as melhores respostas da RNA, variou-se o número de neurônios nas camadas ocultas, com um neurônio a mais na primeira camada oculta em relação ao número de elementos do padrão de entrada e um neurônio a mais na segunda camada oculta em relação à primeira. E em seguida, utilizou-se uma arquitetura com um número maior de neurônios nas camadas ocultas para comparação.

5. Considerações Finais

Este trabalho estima fontes e sumidouros do gás carbônico em áreas de floresta e de pastagem como um problema inverso.

Para validar a aplicação de Redes Neurais Artificiais na resolução de problemas inversos relacionados à taxa de emissão/absorção de um gás, foram utilizados dados de fluxo de CO₂ para diferentes coberturas vegetais nas regiões norte e centro-oeste do Brasil para a estação seca do trabalho de Marengo and Horta (2004). Os resultados obtidos com a rede neural artificial MLP com duas camadas ocultas foram satisfatórios comparados com os dados exatos.

Portanto, as redes neurais artificiais, com o algoritmo *Backpropagation* mostraram-se eficientes para a estimação de fontes e sumidouros de CO₂ em duas regiões distintas, tanto para resultados satisfatórios, como para tempo de processamento. Além de ser a primeira inversão apresentada sobre a taxa do ciclo diurno de CO₂ a partir dos dados experimentais de Marengo and Horta, (2004).

A sugestão para trabalhos futuros é o aumento no número de padrões do banco de dados de treinamento da RNA, por exemplo, duplicar a quantidade trabalhada atualmente, que é cinquenta vetores, para melhor desempenho da inversão utilizando o algoritmo *backpropagation*.

Referencias

Braga A. P.; Carvalho, A. P. L.; Ludermir, T. B. (1998). Fundamentos de Redes Neurais Artificiais. Rio de Janeiro: DCC/IM, COPPE/Sistemas, NCE/UFRJ. 246p.

Campos Velho, H. F. (2003). Problemas inversos: conceitos básicos e aplicações. (Notas de curso) *IV Encontro de Modelagem Computacional*. Nova Friburgo, RJ.

Campos Velho, H. F.; Barbosa, V. C. F.; Roberti, D. R.; Souto, R. P.; Shiguemori, E. H. (2005). Inverse Analysis in Geoscience Problems. In: *Iberian Latin American Congress on Computational Methods in Engineering*, 2005, Guarapari - ES. Anais do Iberian Latin American Congress on Computational Methods in Engineering, p. 237-249.

Castelli, S. T.; Ferrero, E.; Anfossi, D. (2002). Turbulence Statistics Estimation and Dispersion Simulation Scenarios in Urban Environment. *8th International Conference on Harmonisation within Atmospheric Dispersion Modelling for Regulatory Purposes*; p. 315-319. 14-17, Sofia (Bulgaria).

Engl, H. W.; Hanke, M.; Neubauer, A. (1996). Regularization of Inverse Problems. Kluwer, Dordrecht.

Ferrero, E.; Anfossi, D.; Brusasca G. Lagrangian particle model LAMBDA: evaluation against tracer data. *International Journal of Environment and Pollution*, v. 5, p. 360-374. 1995.

Haykin, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall. New York. 1999

Marengo J. A. and Horta L. (2004). CEOP reference sites in the LBA Continental Scale Experiment, *CEOP Newsletter*, n. 4, p. 6. Disponível em < <http://www.ceop.net> >

Roberti, D. R. (2005). Problemas inversos em física da atmosfera. Santa Maria: UFSM, 2005. 141 p. Tese (Doutorado em Física) – Centro de Ciências Naturais e Exatas, Universidade Federal de Santa Maria- RS.

Roberti, D. R.; Anfossi, D.; Campos Velho, H. F.; Degrazia, G. (2005a) Estimation of Emission Rate of Pollutant Atmospheric Source. In: *5th International Conference on Inverse Problems in Engineering: Theory and Practice*, 2005, Cambridge. Proc of the 5th International Conference on Inverse Problems in Engineering: Theory and Practice.

Roberti, D. R.; Anfossi, D.; Campos Velho, H. F.; Degrazia, G. (2005b). Estimação da taxa de emissão e localização de fontes. *Ciência e Natura*, Santa Maria, v. Esp, p. 131-134.

Tikhonov, A. N.; Arsenin, V. Y. *Solution of ill-posed problems*. Traduzido por Fritz John. New York: John Wiley, 1977.